

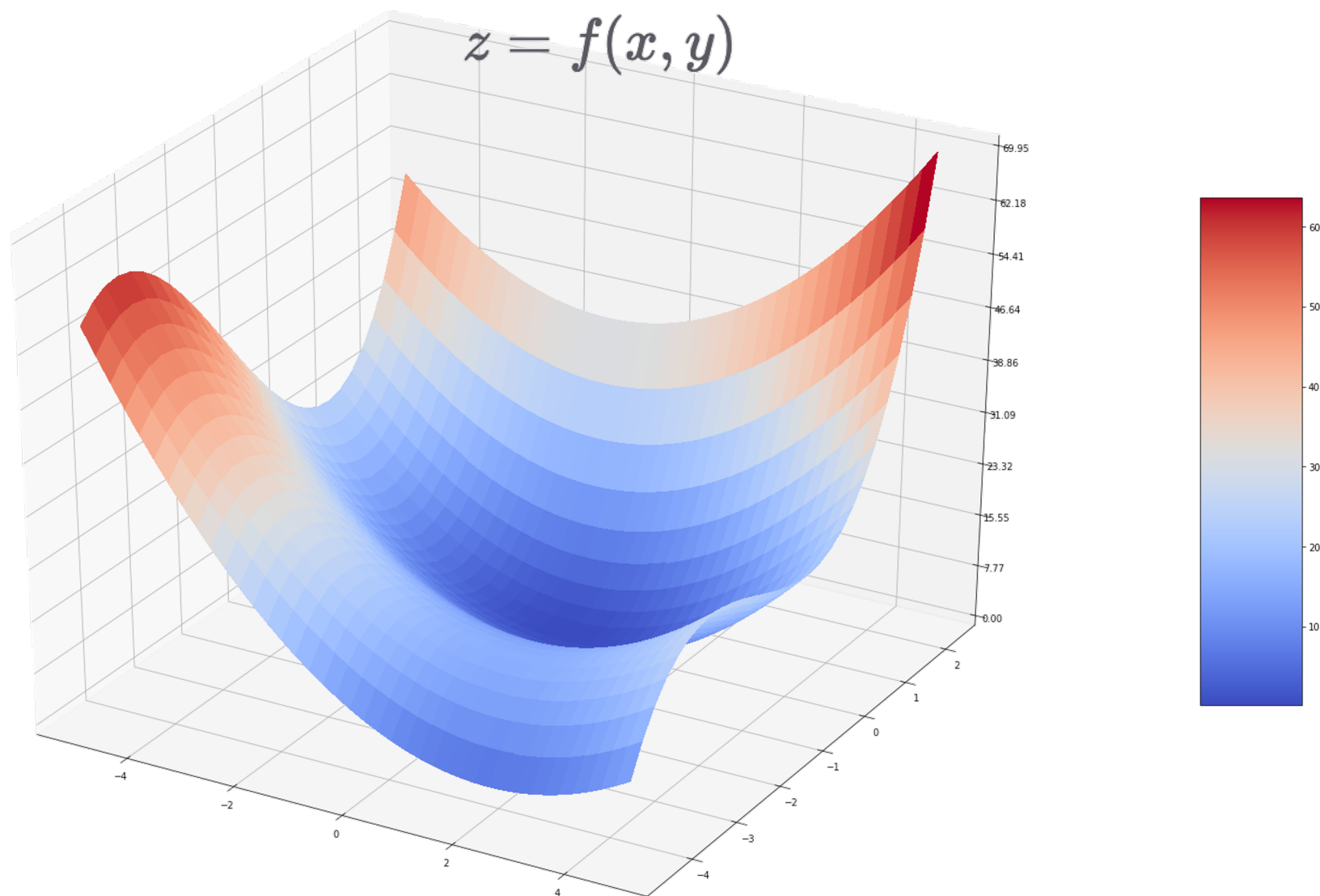
# Appendix: Partial Derivative

Ki Hyun Kim

[nlp.with.deep.learning@gmail.com](mailto:nlp.with.deep.learning@gmail.com)

# 다변수 함수

- 여러 개의 변수를 입력으로 받는 함수



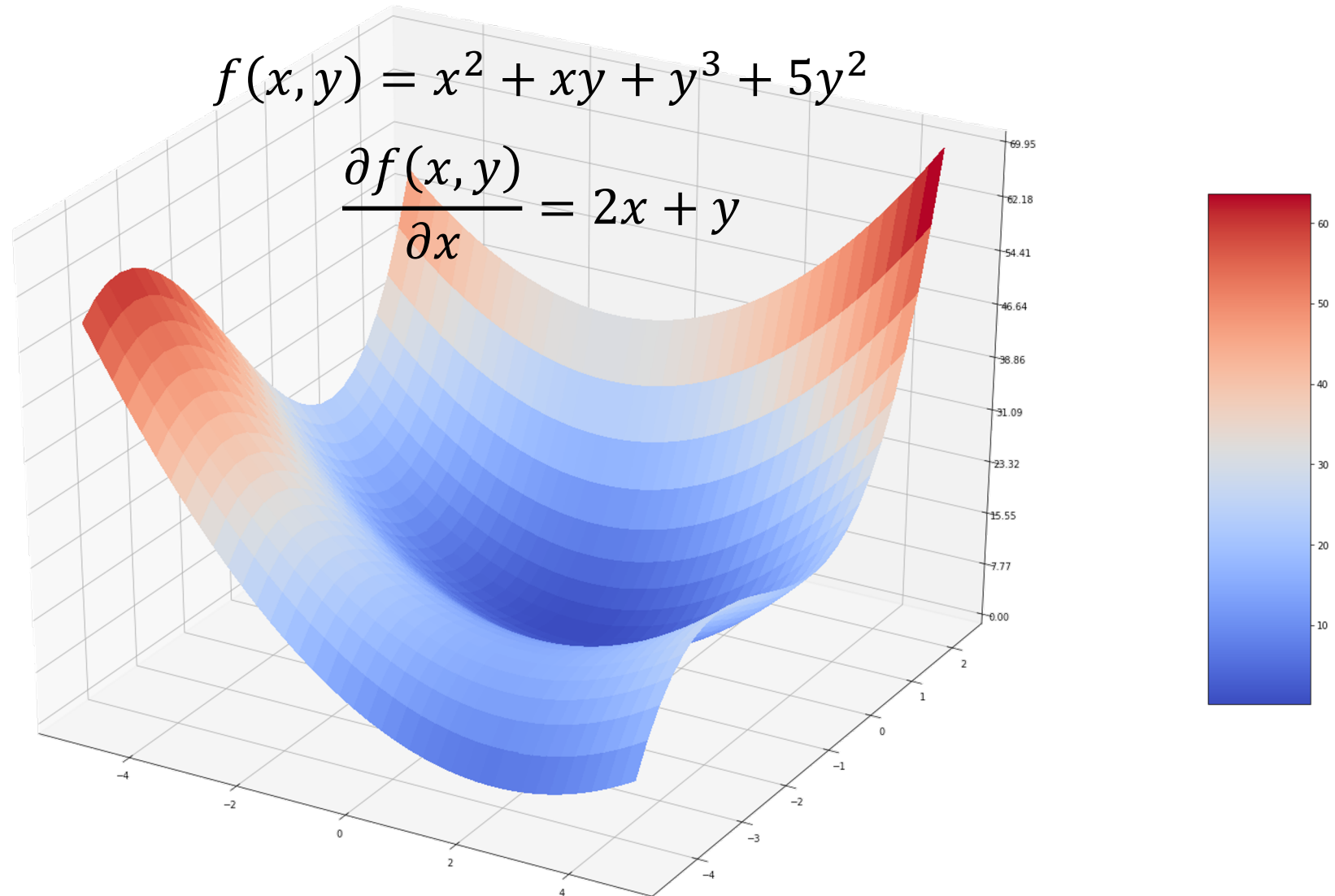
# 편미분

- 다변수  $x$ 와  $y$ 를 입력으로 받는 함수  $f$ 를  $x$ 로 미분할 경우,
  - 하나의 변수(아래 예시에서는  $x$ )만 남겨놓고 나머지를 상수 취급하는 미분 방법
- 함수  $f$ 를  $x$ 변수(or 축)으로 미분
  - 편미분 기호  $\partial$

$$\frac{\partial f}{\partial x} = \lim_{h \rightarrow 0} \frac{f(x + h, y) - f(x, y)}{(x + h) - x}$$

# 편미분

- $y$ 값에 대해 똑 잘랐을 때,  $x$ 축에 대한 기울기



# 함수의 입출력 형태

- 함수의 입력이 벡터인 경우

$$y = f\left(\begin{bmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix}\right) = f(x),$$

where  $x \in \mathbb{R}^n$ .

- 함수의 출력이 벡터인 경우

$$y = \begin{bmatrix} y_1 \\ \vdots \\ y_n \end{bmatrix} = f(x),$$

where  $y \in \mathbb{R}^n$ .

- 함수의 입력이 행렬인 경우

$$y = f\left(\begin{bmatrix} x_{1,1} & \cdots & x_{1,m} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{n,1} & \cdots & x_{n,m} \end{bmatrix}\right) = f(X),$$

where  $X \in \mathbb{R}^{n \times m}$ .

- 함수의 출력이 행렬인 경우

$$Y = \begin{bmatrix} y_{1,1} & \cdots & y_{1,m} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ y_{n,1} & \cdots & y_{n,m} \end{bmatrix} = f(x),$$

where  $Y \in \mathbb{R}^{n \times m}$ .

# 함수의 입출력 형태

- 입력과 출력이 벡터인 함수

$$y = \begin{bmatrix} y_1 \\ \vdots \\ y_m \end{bmatrix} = f(x) = f\left(\begin{bmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix}\right),$$

where  $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^m$ .

# 스칼라를 벡터로, 스칼라를 행렬로 미분

- 미분 결과는 gradient 벡터가 되어 방향과 크기를 모두 나타냄

$$\frac{\partial f}{\partial x} = \nabla_x f = \begin{bmatrix} \frac{\partial f}{\partial x_1} \\ \vdots \\ \frac{\partial f}{\partial x_n} \end{bmatrix},$$

where  $x \in \mathbb{R}^n$ .

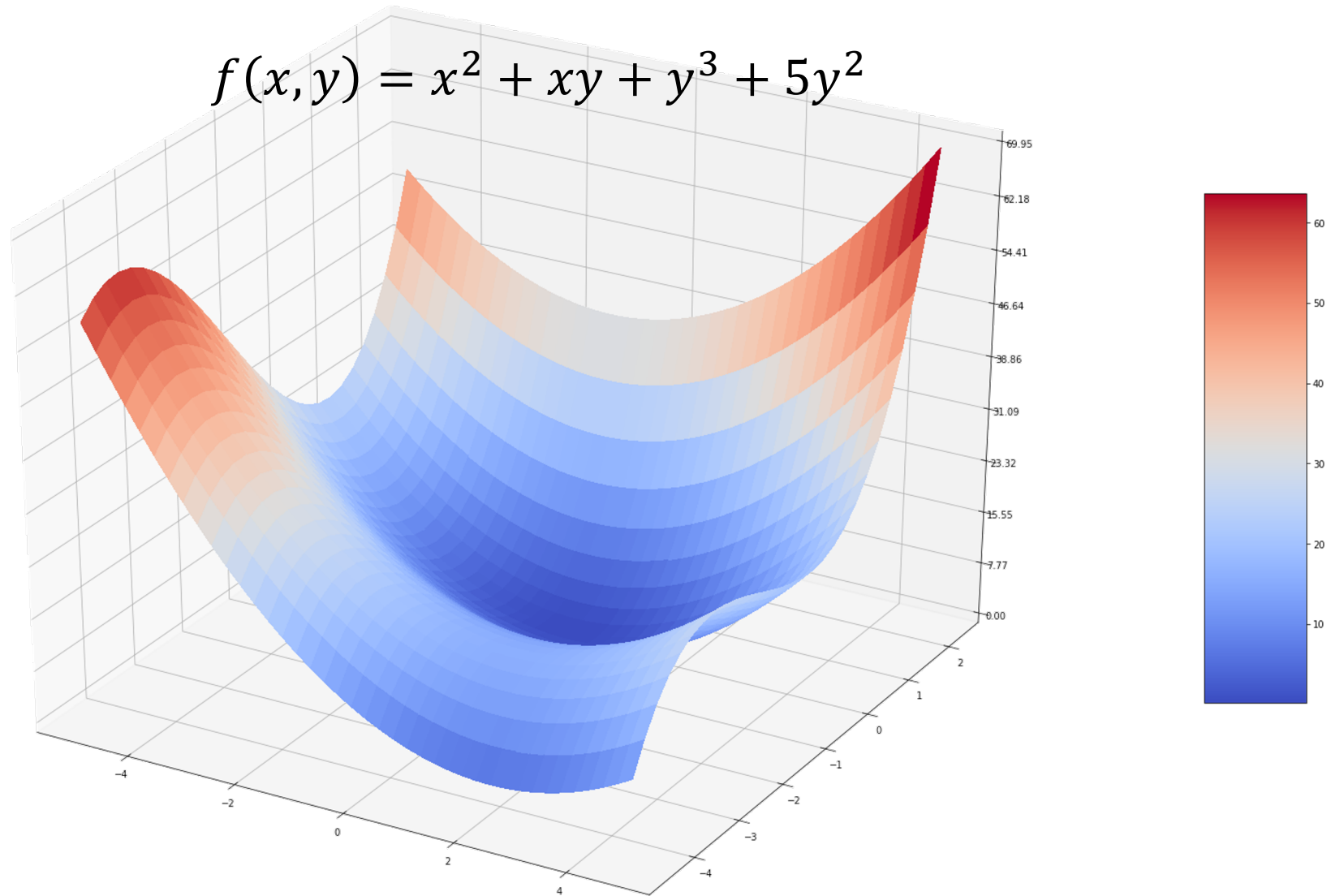
$$\frac{\partial f}{\partial X} = \nabla_X f = \begin{bmatrix} \frac{\partial f}{\partial x_{1,1}} & \cdots & \frac{\partial f}{\partial x_{1,m}} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial f}{\partial x_{n,1}} & \cdots & \frac{\partial f}{\partial x_{n,m}} \end{bmatrix},$$

where  $X \in \mathbb{R}^{n \times m}$

# Gradient

- 상미분과 달리 미분 결과가 벡터

$$\nabla f(x, y) = \begin{bmatrix} 2x + y \\ x + 3y^2 + 10y \end{bmatrix}$$





# 벡터를 스칼라로, 벡터를 벡터로 미분

$$\frac{\partial f}{\partial x} = \left[ \frac{\partial f_1}{\partial x} \quad \dots \quad \frac{\partial f_n}{\partial x} \right],$$

where  $f(x) \in \mathbb{R}^n$ .

$$\begin{aligned} \frac{\partial f}{\partial x} &= \begin{bmatrix} \frac{\partial f}{\partial x_1} \\ \vdots \\ \frac{\partial f}{\partial x_n} \end{bmatrix} = \left[ \frac{\partial f_1}{\partial x} \quad \dots \quad \frac{\partial f_m}{\partial x} \right] \\ &= \begin{bmatrix} \frac{\partial f_1}{\partial x_1} & \dots & \frac{\partial f_m}{\partial x_1} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial f_1}{\partial x_n} & \dots & \frac{\partial f_m}{\partial x_n} \end{bmatrix}, \end{aligned}$$

where  $x \in \mathbb{R}^n$  and  $f(x) \in \mathbb{R}^m$ .

# Why we learn this?

- Loss 함수 결과값 스칼라를 파라미터 행렬( $\theta$ )로 미분해야 한다면?
- DNN의 중간 결과물 벡터( $h$ )를 파라미터 행렬( $\theta$ )로 미분해야 한다면?